

ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ В АКТИВНОМУ ТЕПЛОВОМУ КОНТРОЛІ В ЗАЛЕЖНОСТІ ВІД ХАРАКТЕРИСТИК НАВЧАЛЬНОЇ ВИБІРКИ

Галаган Р.М., Момот А.С.

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ

Методи теплового неруйнівного контролю (ТНК) на сучасному етапі розвитку дозволяють виявляти приховані дефекти (дефектоскопія) та визначати їх розміри (дефектометрія). ТНК застосовується для контролю якості широкого спектру виробів з внутрішніми технологічними дефектами у вигляді тріщин, розшарувань і сторонніх включень. Особливу цікавість завдяки ряду переваг викликає активний ТНК, застосування якого дозволяє значно розширити перелік можливих об'єктів контролю.

Характерною особливістю активного ТНК є наявність кореляції всіх інформативних параметрів між собою [1]. Тому для покращення ефективності класифікації дефектів і точності дефектометрії має проводитись комплексний аналіз теплових полів об'єкту контролю (ОК). Рішення щодо визначення типу дефекту приймається на базі аналізу багатовимірного простору нелінійно пов'язаних діагностичних ознак. В більшості випадків встановити однозначну приналежність дефекту до певного класу традиційними методами є неможливим. Тими самими факторами ускладнюється і процес точного вимірювання глибини або розкриву (товщини) дефектів. Для вирішення цієї проблеми в ТНК застосовуються штучні нейронні мережі (НМ) [2].

За допомогою багатопараметричних НМ прямого розповсюдження зі зворотним поширенням помилки можлива побудова регресійних моделей будь-яких функцій. Складність функції визначається числом прихованих прошарків та числом нейронів у кожному із них. Особливо важливим етапом створення нейромережових систем є формування навчальної вибірки. Від повноти та якості множини вхідних векторів для навчання мережі напряму залежить ефективність її роботи. Існує необхідність забезпечення високої репрезентативності навчальної вибірки. Отже, аналіз впливу рівня репрезентативності навчальної вибірки на результативність нейронних мереж в тепловому контролі є важливим завданням.

Робота [3] присвячена оптимізації структури вхідних даних для нейронних мереж, які використовуються для визначення глибини дефектів у тепловому НК. Для навчання та оцінки ефективності НМ в активному ТНК в задачах визначення глибини залягання дефектів було використано десять різних наборів вхідних даних. Використані набори даних включали результати обробки послідовностей термограм методами аналізу головних компонент, Фур'є-аналізу та ін. Однак, авторами не було проведено досліджень щодо впливу обсягу та якості навчальної вибірки на результати роботи НМ. В роботі [4] авторами запропоновано нейромережовий метод визначення глибини залягання дефектів за характером зміни температурного контрасту. Розглянуто вплив різних алгоритмів навчання на швидкість навчання та середньоквадратичну помилку мережі під час контролю алюмінієвого зразка. Оцінка впливу інших параметрів на точність визначення глибини дефектів не проводилась.

Комп'ютерне моделювання дозволяє провести оцінку ступеню впливу різних параметрів НМ та навчального набору даних на ефективність роботи подібних систем. Завдяки створенню відповідних комп'ютерних моделей, можливе варіювання такими параметрами навчальної вибірки, як її обсяг, репрезентативність, кількість термограм у послідовності тощо. Це позбавляє від необхідності виготовлення великої кількості фізичних навчальних і тестових зразків.

Під час проведення досліджень, за основу обрано результати комп'ютерного моделювання активного ТНК тестового зразка з п'ятишарового вуглепластику в середовищі COMSOL Multiphysics. Кожний прошарок має товщину 1 мм. ОК є пластиною квадратної форми зі стороною 100 мм. Всередині пластини на різних глибинах залягання (від 1 мм до 3 мм) розміщені 12 моделей штучних дефектів квадратної форми. Дані дефекти мають поперечні розміри 10, 8, 6 та 4 мм і розкрити від 1 мм до 3 мм. Всього закладено моделі трьох різних типів дефектів – повітряні порожнини, алюмінієві та паперові сторонні включення. Під час створення моделі всі зазначені матеріали були обрані зі стандартної вбудованої бібліотеки COMSOL.

Для моделювання обрано двосторонню схему контролю. До передньої поверхні ОК прикладено дію імпульсного джерела теплового потоку з густиною потужності $10 \text{ кВт} / \text{м}^2$. Тривалість імпульсу нагріву становила 1 с, тривалість стадії охолодження 14 с. Термограми записувались зі сторони зворотної поверхні ОК протягом всієї процедури нагріву/охолодження. В результаті записано послідовність із 50 термограм, кожна з яких має розмір 400×400 пікселів. Отриманий набір даних було експортовано до середовища MATLAB для здійснення подальшої обробки.

З метою формування набору навчальних векторів для нейронних мереж класифікації, визначення глибини та розкриття дефектів було створено три додаткові комп'ютерні моделі навчальних зразків з п'ятишарового вуглепластику. Кожна модель навчального зразка має аналогічні до моделі тестового зразка габаритні розміри і внутрішню будову, але містить штучні дефекти різного розміру та певного конкретного типу. Таке компонування дефектів дозволяє збільшити репрезентативність вибірки.

Загальна кількість навчальних пар в отриманому наборі навчальних векторів склала $N_b = 27933$. З них: 14950 зразків температурних профілів із бездефектних ділянок, 6258 зразків профілів дефектів у вигляді повітряних порожнин, 3123 зразки профілів дефектів у вигляді алюмінієвих включень, 3494 зразки профілів дефектів у вигляді паперових включень. Для навчання використовується алгоритм Левенберга-Маркарда.

Кількість навчальних пар, що відповідають різним типам дефектів або зразкам сигналів від одного дефекту, має безпосередній вплив на репрезентативність навчальної множини. В загальному випадку, для навчання НМ використовуються температурні профілі всіх точок штучних дефектів, закладених у навчальні зразки. Однак, завдяки узагальнюючим властивостям НМ, немає необхідності представлення мережі під час навчання абсолютно всіх отриманих навчальних сигналів.

Для дослідження впливу обсягу вибірки було проведено навчання трьох НМ зворотного поширення помилки з використанням різної кількості навчальних векторів N_b . Кожна мережа виконує певну задачу – класифікацію дефектів, визначення їх глибини залягання або розкриття. Під час формування досліджуваних вибірок зберігався принцип репрезентативності. Змінювалось лише число температурних профілів, якими описані дефекти кожного типу із кожним значенням глибини та розкриття.

Встановлено, що зменшення обсягу навчальної вибірки в 4 рази (до кількості навчальних пар $N_b = 7000$) призводить до незначного погіршення точності визначення площі дефектів (відносна похибка зростає 11,74% з до 16,46 %) та достовірності класифікації температурних профілів (помилка класифікації зростає з 10,52 % до 14,32 %) у порівнянні з мережею, навченою за базовим набором. Подальше зменшення обсягу навчальної множини призводить до значного погіршення всіх показників роботи мережі. Водночас, час навчання також помітно зменшується (з 140 хв за $N_b = 27933$ до 12 с за $N_b = 140$).

Подібними є результати для НМ визначення глибини та розкриття дефектів. Для мережі визначення глибини зменшення обсягу вибірки в 80 разів не призводить до зростання середньоквадратичної помилки мережі, однак помітно впливає на розмір відносної похибки визначення глибини, яка збільшується в 3 рази (з 7,97 % до 24,53 % за $N_b = 350$). Для мережі визначення товщини дефектів результати є аналогічними.

Значний вплив на ефективність роботи НМ в ТНК має не лише обсяг, а і репрезентативність навчальної вибірки. В описаних раніше випадках, для навчання НМ класифікації, визначення глибини та розкриття дефектів в складі навчальної вибірки використовувались температурні профілі всіх 12 штучних дефектів, які були закладені в ОК, а також бездефектних ділянок. Однак, узагальнюючі властивості НМ дозволяють проводити навчання на обмеженій кількості прикладів сигналів. В такому випадку погіршується репрезентативність вибірки, але кількісні дослідження впливу якості навчальної множини на результати активного ТНК на сьогоднішній день не відомі.

З метою проведення відповідних досліджень, було реалізовано та навчено по п'ять моделей НМ кожного типу, з яких обрано найкращу. Репрезентативність вибірки змінювалась шляхом вибору кількості дефектів N_d , зразки температурних профілів яких включаються до навчальної множини. Значення $N_d = 3$ означає, що до навчальної вибірки включено зразки температурних профілів від трьох дефектів кожного типу. В розглянутих вище випадках, використовувалось значення $N_d = 3$. Відповідно, за $N_d = 1$ до складу навчальної вибірки включено зразки від одного дефекту кожного типу.

За результатами досліджень, зі зниженням репрезентативності навчальної вибірки до $N_d = 1$ зростають похибки визначення площі дефектів (з 11,74% до 23,44%) та помилка класифікації температурних профілів (з 10,52% до 19,09%). Водночас, середньоквадратична помилка мережі (MSE) класифікації дефектів зростає незначно: з 0,0070 до 0,0081. Також знижується загальна кількість виявлених дефектів: з 12 до 10.

Для мереж визначення глибини та товщини дефектів зниження репрезентативності навчальної вибірки не призводить до однозначного підвищення MSE мережі. Однак, похибки визначення даних параметрів в такому випадку зростають (для мережі визначення глибини з 7,97% до 14,14%; для мережі визначення розкриття з 2,41% до 13,24%). Для всіх мереж зі зниженням репрезентативності знижується і час навчання, оскільки зменшується обсяг навчальної вибірки. В цілому, навмисне скорочення репрезентативності навчальної множини не рекомендується, так як разом зі зменшенням часу навчання помітно зростають похибки визначення параметрів дефектів.

В результаті проведених досліджень встановлено характер впливу обсягу та якості навчальної вибірки на ефективність НМ. Доведено, що зі значним зменшенням обсягу вибірки результативність нейромережевих модулів погіршується пропорційно до зміни обсягу. Водночас, час навчання значно скорочується. Встановлено, що зі зменшенням репрезентативності погіршуються всі показники роботи системи, окрім часу навчання НМ, а час навчання скорочується незначно.

Основним напрямом для подальших досліджень є встановлення архітектури НМ, яка буде найбільш універсальною для використання в різних завданнях теплового контролю. Важливою проблемою також є попередня обробка та оптимізація вхідних даних для НМ.

1. Galagan R. M. *Statistical analysis of thermal nondestructive testing data* / R. M. Galagan, A. S. Momot. // *Advanced Information Systems*. – Kharkiv. – 2019. – №3. – С. 58–62.
2. Galagan R. M. *Analysis of application of neural networks to improve the reliability of active thermal NDT* / R. M. Galagan, A. S. Momot, // *KPI Science News*. – 2019. – №1. – С. 7–14.
3. *Optimizing input data for training an artificial neural network used for evaluating defect depth in infrared thermographic nondestructive testing* / [O. A. Chulkov, D. A. Nesteruk, V. P. Vavilov та ін.]. // *Infrared Physics & Technology*. – 2019. – №102. – С. 23–31.
4. Halloua H. *An intelligent method using neural networks for Depth detection by standard thermal contrast in active thermography* / H. Halloua, A. Elhassnaoui, A. Saifi. // *proc. 13th International Conference on Quantitative Infrared Thermography (QIRT) Gdańsk, Poland, 4-8 July 2016 / NDTnet*. – 2017. – pp. 697–704.